

손바닥 특징패턴을 이용한 개인식별

正會員 田 宣 培* 正會員 林 永 道**

Personal Verification using Feature Patterns of Palmprint

Sun Bae Jun*, Young Do Lim** *Regular Members*

要 約

본 논문에서는 손바닥의 interdigital영역으로 부터 특징패턴을 추출하는 과정과 이 특징패턴과 관련된 자료를 이용한 개인식별 방법을 제안하였다.

처리과정은 interdigital영역을 일정한 크기로 분할하고 각 분할된 영역에 대하여 융선의 분포에 따른 4 방향의 방향코드를 부여한후 이것을 분석하는 것에 의해 특징패턴의 존재 유무와 1차 중심점을 검출하였다. 검출된 1차 중심점의 주변, 제한된 영역에 대해서만 세선화와 융선 추적을 통하여 특징패턴의 종류와 2차 중심점(core)을 구하였다.

2차 중심점들을 연결하는 특징패턴 좌표계를 설정하고 각 중심점에 대한 상대적 거리와 방향정보, 특징패턴의 종류등에 대한 특징 파라미터를 구하였다.

식별실험은 각 특징패턴의 종류와 수, 존재위치에 의하여 판단하거나 특징 파라미터를 비교, 분석하는 것에 의해 수행하였다.

ABSTRACT

This paper describes the feature extraction of the interdigital regions of palm, and proposes a personal verification algorithm using the extracted features and the pattern types of those.

The procedures of the feature extraction are as follows: first, the interdigital region is partitioned into several subregions, examining the phase of ridges in each subregion, deciding the direction of that phase, and making the direction matrix of that region, we analyze this direction matrix to contain a feature pattern, and then, yield the first core.

Second, applying the thinning to around the first core and tracing the thinned ridges, we yield the feature pattern types and second cores. Finally, the feature patterns coordinates included all of them are built. Then, distances and directions from each second core reaching to all the others are yielded from that coordinates. These informations are used to make a feature parameter.

In our verification algorithm, such pattern types, the numbers of feature patterns, these positions and feature parameters are used to analyze.

*東義工業專門大學 電子計算科

**東亞大學校 電子工學科

Dept. of Electronic Engineering, Dong-A University
論文番號: 92-142 (接受1992. 8. 7)

I. 서 론

시각이나 청각, 또는 접촉에 의해 개인을 식별하는 경우를 제외하고 개인을 식별하기 위해서는 간접적 증거로서 열쇠, 인감등과 같은 개인의 소지품, 자기 기록식 카드나 비밀번호와 같은 고유의 정보, 습관화된 동작에 의한 서명, 필적등과 같이 생성과정의 동작이 습관화되어 있어 재현성의 정확도가 높은 것, 지문, 손의 형상, 장문, 얼굴, 음성등과 같은 육체적인 속성을 이용하는 일반적인 방법들을 고려할 수 있다.

자동화 과정에서나 보안을 목적으로 하는 많은 분야에서 기계적인 장치를 이용하는 과학적인 개인식별 방법의 필요성이 크게 증대되고 있으며 이와 관련된 연구도 활발하다. 그 연구 방향의 대표적인 것이라 할 수 있는 지문은 모든 사람이 모두 다른 형상을 가지고 있으며 평생동안 변화하지 않으므로 개인을 구별하는 확실한 자료가 될 수 있다.

손바닥 패턴^(1,4)도 지문과 같은 특징을 가지므로 개인식별에 이용될 수 있으나 인상범위가 넓고 지문에 비하여 분류나 정리에 이용될 패턴의 존재위치가 넓게 분포되어 있어 처리 데이터량이 많다는 것, 입력장치를 통한 특징영역의 정확한 채취가 어렵다는 것, 손의 사용상태에 따라 특징패턴에 부분적인 손상이 생기고, 이것이 특징패턴의 형태나 위치에 영향을 주는 등의 문제점이 있으나 처리방식이나 알고리즘의 선택에 따라 대부분 해결될 수 있다.

특히 손바닥에는 다양한 특징패턴이 나타나므로 이것을 여러가지 측면에서 해석하는 것과 함께 손의 윤곽적인 정보를 이용하는 방법도 가능하다.⁽⁶⁾

개인을 인식하는 시스템에는 그 인물이 많은 등록자들 중에서 그 누구인가를 조사하는 검색조회 시스템과 그 사람이 확실히 본인임에 틀림 없는가를 조사하는 것과 같은 식별판단 시스템으로 나눌 수 있다.

지문은 한정된 영역에 많은 특징적인 정보들이 집중되어 있어서 이 정보들을 분석하는 것에 의해 개인을 육체적으로 구별하는 정확도가 높고 효과적이거나 접촉에 의한 부분적인 위조가 용이한 단점도 있다.

따라서 지문은 검색조회 시스템의 자원정보로서 이용하는 것이 식별판단 시스템의 자원 정보로서 이용하는 것 보다 더 타당할 것으로 판단된다.

본 논문은 손바닥의 interdigital영역의 특징패턴을 이용하여 개인을 식별하는 방법에 대하여 논의한다.

손바닥으로부터 필요한 정보를 얻기 위한 자료 추

출방법은 처리하고 해석해야 할 대상영역이 광범위한 것에 부응하여 처리속도가 빠르고 잡음이나 변형 등의 외부적 요인들이 결과에 영향을 적게 미치는 처리방법의 도입이 필요하다.

본 논문에서는 이러한 관점에서 문자 인식⁽⁶⁾이나 문서의 형태분석⁽⁷⁾에 사용되는 윤곽적인 분석법에 의하여 특징점의 존재여부와 개략적 위치를 판단한 후 한정된 영역에 대해서만 세선화와 용선의 형태분석을 통하여 특징패턴의 중심점 좌표와 종류를 분류하고, 이것을 이용하여 개인식별을 수행함으로써 처리의 고속화와 잡음이나 처리대상이 되는 입력영상의 위치변동, 기울어짐 등의 문제들도 해결할 수 있음을 보였다.

II. 손바닥 패턴의 개요

1. 분류를 목적으로한 손바닥의 구조표현

손바닥이나 발바닥의 피부 패턴도 지문과 마찬가지로 출생시에 이미 완전하게 형성되고 형성된 패턴은 평생동안 변화하지 않는다.⁽⁸⁾

손바닥은 분류를 목적으로 다음과 같은 명칭과 영역으로 나누어지나 명확한 구분은 구조적으로 어렵다.

Interdigital영역은 그림 1.과 같이 손가락 밑부분에서 부터 좌우로 횡단하는 손금 distal transverse crease와 proximal transverse crease를 연결하는 영역이며 가장 다양한 정보를 포함하고 있다.

Thenar영역은 엄지와 요골(radial)부위의 영역이며 손금 radial longitudinal crease에 의해 hypothenar영역과 구분된다.

Hypothenar영역도 역시 다양한 특징패턴이 나타난다.

Carpal영역은 손목부위의 영역이며 독립적 특징패턴 출현영역으로 구분할 수도 있다.

2. 손바닥의 각 특징적인 패턴에 대하여

손바닥에 나타날수 있는 대표적인 특징패턴은 delta, arch, whorl, loop등이다.

표 1.은 interdigital영역에서 나타나는 특징패턴의 종류와 나타난 위치에 따라 개인식별에 적용할 수 있도록 구분한 것이다. 특징패턴의 위치는 delta패턴의 위치를 기준으로 하며 좌측을 1로 하고 나타난 순서에 따라 1씩 증가시켜 표시하고 종류는 loop는 L, arch는 A, whorl은 W의 기호를 사용하여 표현한다.

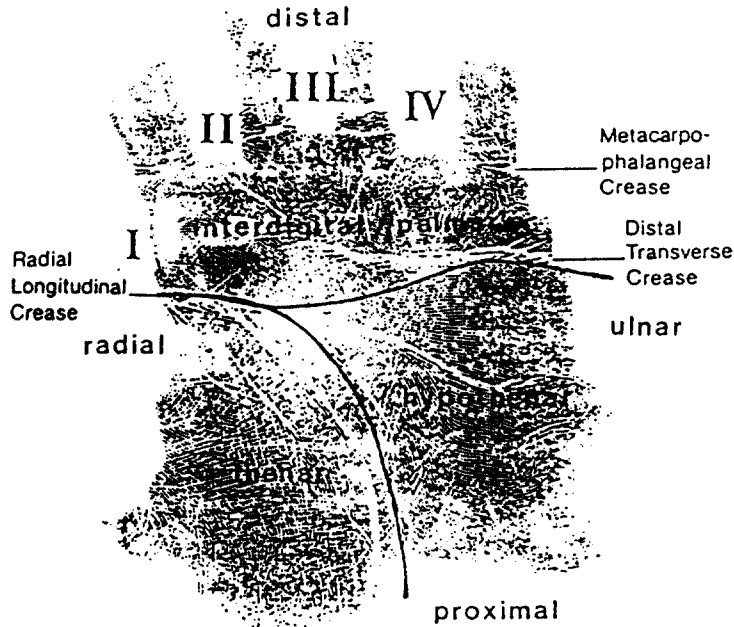


그림 1. 분류를 위한 손바닥의 영역 분할.
Fig. 1. The regions and margins of Palm for classification.

표 1. 특징패턴의 종류와 위치에 따른 구분
Table 1. Classification of feature types and locations

M1Nni	기본적인 delta패턴만 있고 다른 특징패턴이 없는 경우.
M2Nni	arch 패턴이 있을때 그 수와 패턴이 발생된 위치에 따라 세분화하는 경우.
M3Nni	loop 패턴이 있을때 그 수와 패턴이 발생된 위치에 따라 세분화하는 경우.
M4Nni	loop 패턴과 arch 패턴이 있을때 그 수와 패턴이 발생된 위치에 따라 세분화하는 경우.
M5Nni	whorl 패턴이 있을때 그 수와 패턴이 발생된 위치에 따라 세분화하는 경우.
M6Nni	whorl 패턴과 loop, arch 패턴이 있을때 그 수와 발생된 위치에 따라의 세분화하는 경우.
M0Nni	어느 구분에도 속하지 않는 특징패턴의 경우.

표 1.의 구분은 특징패턴을 분류할때 가장 우선적으로 적용되며 이 분류를 수행하는 것이 기본 형상에 따른 대 분류가 된다.

여기서 M0-M6은 패턴의 종류에 따라 구분한 것이며 Nn에서 N은 구분자, n은 delta를 제외한 특징패턴의 수이며 i는 특징패턴의 종류와 발생 위치를 delta의 위치와 연관시켜 순서에 따라 나타낸 것이다. 세부적인 표현형식은 다음과 같다.

구분	패턴 수 Nn	종류와 위치 n회
----	---------	-----------

그림 1.을 분류하여 표 1.에 따라 정리하면 $R_i = \{M3, N2, L2, L3\}$ 로 표현된다.

III. 특징점 추출과 좌표계

1. 용선의 방향 추출

특징추출 대상 영상의 좌표계와 용선의 흐름에 대한 방향코드는 그림 2.와 같이 설정한다.

2차화된 처리영역 $P = \{p_{ij}; i, j = 1, 2, 3, \dots, n\}$ 를 16×16 의 부분영역으로 나누고 각 부분영역을 대표하는 용선방향 $B_i (i = 0, 1, 2, 3)$ 를 구한다.

용선의 방향은 그림 2. (a)의 X_a, Y_a, X_b, Y_b 의 축

방향과 같은 4방향의 코드⁽⁹⁾로서 주변분포(projection profile)의 특징을 이용하여 결정하며 그림 2. (b)와 같다.

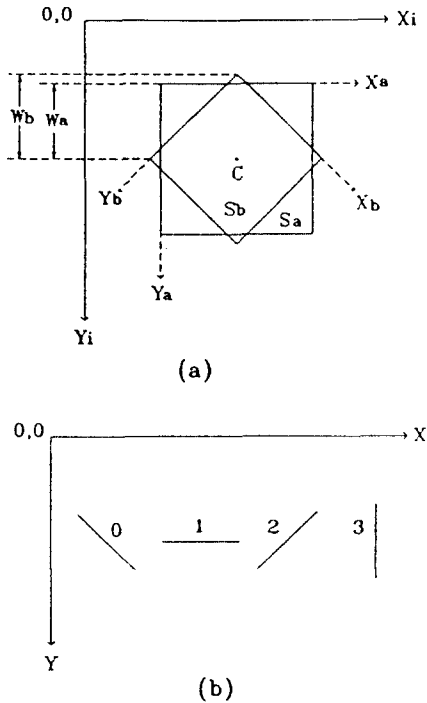


그림 2. 기본 좌표계와 방향 코드의 표현
 (a) 기본 좌표계와 부분 영역 (b) 4 방향코드
 Fig. 2. Representation of basic coordinates and direction code
 (a) Basic coordinates and small subregions
 (b) 4 direction code

주변분포는 부분영역내의 X_a, Y_a, X_b, Y_b 의 축방향에 대하여 흑화소의 수를 계수하는 것에 의해 구한다. 이때 흑백화소의 비율이 일정값 이하이면 용선이 없는 배경영역으로 처리한다. 방향의 결정은 선밀도 분석⁽⁷⁾에 의해 처리하였다.

주변분포 특징으로 부터 부분영역 내에서의 용선의 방향을 개략적으로 판단할 수 있다. 그림 3.에 특징패턴의 주변분포에 따른 방향 코드의 결정 예를 보았다⁽¹⁰⁾.

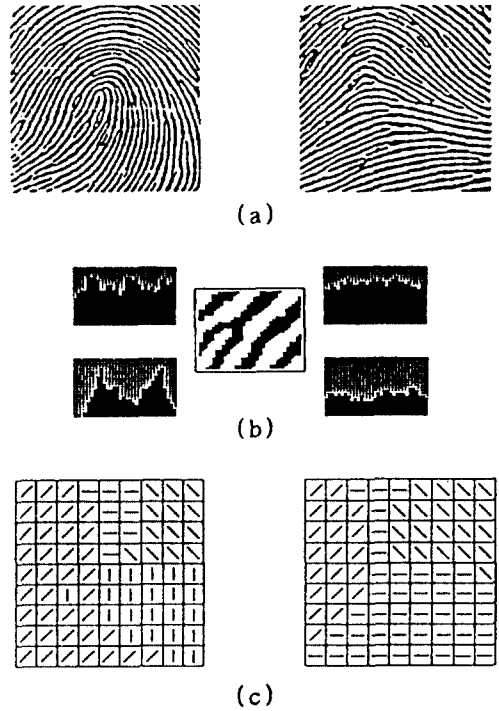


그림 3. 주변분포에 의한 방향 코드의 결정
 (a) 특징패턴 (b) 한 부분 영역에 대한 주변분포
 (c) 결정된 방향 코드의 예
 Fig. 3. Direction matrix based on projection profiles
 (a) Feature patterns
 (b) Projection profile of a small subregion
 (c) Example of direction code matrix

2. 특징패턴의 중심점 추출과 종류 판별.⁽¹¹⁾

행단위로 특징패턴의 방향 코드를 검색하여 곡률의 변화가 가장 큰 위치를 특징패턴의 1차 중심점으로 한다. 그러나 이 과정에서 검출된 1차 중심점은 정확한 특징패턴의 중심점이 아니고 상당한 위치 오차를 포함하고 있다.

이것은 부분영역에 대하여 하나의 대표적인 방향 코드를 설정하였기 때문이다. 1차 중심점에 인접한 16×16 부분영역을 하나의 단위로하는 16인접 부분영역들에 대하여 국부적인 세선화 처리⁽¹²⁾를 수행하고 단점과 단선의 제거 및 용선복원을 한다.^{(12), (13)} 세선화된 영역을 대상으로 특징패턴의 2차 중심점을 구하는 방법은 Ito⁽¹¹⁾ 등이 제안한 "중심점을 통과하는 주사선은 용선과의 교점수가 가장 많다는 것"을 기본 개념으로 하여 중심점을 구하고 각 용선의 흐름에 따

른 거리에 의하여 종류를 분류하는 방법을 수정하여 사용하며 다음과 같다.

그림 2.(a)에서 1차 중심점의 중앙 C를 중심으로 하는 중심점의 좌표 $C_0(C_{x0}, C_{y0})$ 을 설정하고 교차점 수를 계수하기 위하여 한 변이 W_a 와 W_b 인 영역 S_a 와 S_b 를 설정한다. 그리고 S_a 영역에 대한 좌표계를 $X_a - Y_a$ 로 할때 X_a, Y_a 방향에 대한 용선과의 교차수 $n_1(x_a), n_2(y_a)$ 를 구하고 같은 방법으로 S_b 영역에 대한 좌표계를 $X_b - Y_b$ 로 하여 X_b, Y_b 방향에 대한 $n_3(x_b), n_4(y_b)$ 를 구한다.

입력시의 잡음으로 인하여 용선의 교점수가 크게 증가하는 경우를 고려하여 각 교점수의 최대치 $n_{i\max}$ ($i = 1, 2, 3, 4$)에 대하여 임계 값 $t_h (0 \leq t_h < 1)$ 를 설정하여 $t_h n_{i\max}$ 을 만족하는 값들에 대한 평균값 $\bar{x}_a, \bar{y}_a, \bar{x}_b, \bar{y}_b$ 를 구한다. 좌표계 $X_a - Y_a$ 에서의 평균치에 의한 좌표 $C_a(\bar{x}_a, \bar{y}_a)$ 를 $X_i - Y_i$ 좌표계의 좌표 $C_a(C_{xa}, C_{ya})$ 로 표현하는 일반식은 다음과 같다.

$$C_{xa} = \bar{x}_a + (C_{x0} - W_a) \quad (1)$$

$$C_{ya} = \bar{y}_a + (C_{y0} - W_a) \quad (2)$$

또 $C_b(\bar{x}_b, \bar{y}_b)$ 의 $X_i - Y_i$ 좌표계의 좌표 $C_b(C_{xb}, C_{yb})$ 로 표현하는 식은 다음과 같다.

$$C_{xb} = (\bar{x}_a \cos(\pi/4) - \bar{y}_a \sin(\pi/4)) + C_{x0} \quad (3)$$

$$C_{yb} = (-\bar{x}_a \sin(\pi/4) + \bar{y}_a \cos(\pi/4)) + (C_{y0} - W_b) \quad (4)$$

$X_i - Y_i$ 좌표계의 두점 $C_a(C_{xa}, C_{ya})$ 와 $C_b(C_{xb}, C_{yb})$ 의 중간점의 좌표

$$C_{xi} = (C_{xa} + C_{xb}) / 2 \quad (5)$$

$$C_{yi} = (C_{ya} + C_{yb}) / 2 \quad (6)$$

를 구하고 새로운 중심점 $C_i(C_{xi}, C_{yi})$ 로 한다.

이 중심점 C_i 를 중심으로 C_{i-1} 좌표를 구할때 설정한 값보다는 작은 W_a 와 W_b 을 설정하여 영역 S_a 와 S_b 를 정하고 같은 처리절차를 반복 수행하는 것에 의해 중심점 C_i 을 계속 수정한다. 이상의 처리를 k 회 반복 수행하여 $C_k(C_{xk}, C_{yk})$ 되는 점을 구하고 이것을 특징 패턴 i 의 2차 중심점(core) C_{ki} 로 한다. 2차 중심점이 선정되면 중심점을 통과하는 8방향의 직선상에 같은 간격을 가지는 시작점을 정하고 각 시작점에서 출발하여 일정한 화소만큼 양방향으로 용선을 따라 이동하면서 추적한다.

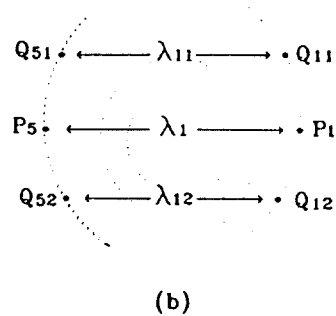
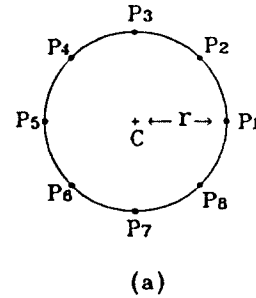


그림 4. 시작점과 끝점의 설정 및 거리표현

- (a) 8 방향 시작점의 설정
- (b) whorl의 시작점과 끝점사이의 거리

Fig. 4. Setting of starting, ending point and distance
(a) Setting of 8 direction starting point
(b) Distance between starting and ending point on whorl

즉, 그림 4.(a)와 같이 중심점 C로 부터 반경 r의 원주상에 같은 간격의 8 방향 용선추적 시작점 $P_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 을 설정한다.

이때 시작점이 되는 P_i 가 용선상에 놓이지 않으면 P_i 에서 가장 가까운 용선상의 점을 시작점으로 한다.

중심점을 통과하고 직선을 이루는 두 시작점 P_i 와 $P_{i+4} (i = 1, 2, 3, 4)$ 를 쌍대 (pair)로 하여 각 시작점과 가장 인접한 양방향으로 용선을 따라 추적 파라미터 d만큼 추적하면서 이동하여 그 점을 끝점으로 한다.

그림 4.(b)는 용선간의 거리개념을 시작점 P_1 과 P_5 을 기준으로 하여 whorl의 특징패턴에 대하여 표시한 것이다. 따라서, P_1 와 P_{i+4} , Q_{11} 와 $Q_{(i+4)1}$, Q_{12} 와 $Q_{(i+4)2}$ 의 거리 $\lambda_i, \lambda_{i1}, \lambda_{i2}$ 는 whorl 특징패턴의 경우는 언제나 λ_i 가 λ_{i1} 나 λ_{i2} 보다 큰 값을 가지며 arch와 loop의 경우는 λ_i 에 비하여 λ_{i1} 또는 λ_{i2} 가 적어도 한쪽은

큰 값을 가진다. 이러한 거리값을 8개의 시작점을 연결하면서 중점을 통과하는 4쌍대들에 대하여 계산하고 그 합을 구하여 특징값 Λ 로 한다.

$$\Lambda = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^2 T_{ij} \quad (7)$$

T_{ij} 는 $\lambda_{ij} > \lambda_i$ 일때 그 차이이며 $\lambda_{ij} \leq \lambda_i$ 의 경우에는 포함하지 않는다.

이 Λ 가 작은 패턴을 whorl로 한다.

특징패턴의 종류를 구분하는 것은 중심점 추출 파라미터 W_a, W_b , 반복회수 k , 용선추적 파라미터 d, r 등을 임의의 값으로 설정하였을 때 얻어지는 Λ 상에서 각 종류의 패턴분포는 그림 5.(a)와 같으므로 하나의 임계값에 의해 완전히 분류하기는 어렵다. 그림 5.(b), (c)에 표시하는 것과 같이 Λ 상에서 패턴의 Λ 가 중복되지 않는 임계치 t_1, t_2 를 설정하고 $\Lambda < t_1$ 되는 패턴을 whorl로 하고 $\Lambda > t_2$ 되는 패턴을 arch 또는 loop로 한다. $t_1 \leq \Lambda \leq t_2$ 의 패턴에 대해서는 정확한 분류를 위하여 전 단계와는 다른 d, r 파라미터를

사용하여 새로운 Λ 를 구하고 그 Λ 상에서 재분류를 한다.

같은 처리과정을 수회 반복하고 최종적으로 그림 5.(c)와 같이 하나의 임계값 t_3 에 의하여 whorl과 arch 또는 loop의 두 부류로 분류한다. 이때 d 와 r 의 값은 시행착오적 방법으로 결정한다.

Arch, loop의 분류는 중심점 C_i 을 통과하고 직선을 이루면서 반경 r 거리의 두 시작점 P_i 와 P_{i+4} ($i=1, 2, 3, 4$)를 쌍대(pair)로 하여 각 시작점과 인접한 양 방향으로 용선을 따라 추적 파라미터 d 만큼 추적하여 끝점으로 하고 시작점과 끝점을 연결하는 두 직선이 이루는 내각의 표준편차와 평균값에 의해 특징패턴을 구별한다.

예로, 시작점이 P_1, P_5 이고 $Q_1(x_{11}, y_{11}), Q_2(x_{12}, y_{12}), Q_3(x_{21}, y_{21}), Q_4(x_{22}, y_{22})$ 가 각각의 끝점의 좌표라 하면 Q_1, Q_2 에 의한 직선과 Q_3, Q_4 에 의한 직선이 교차 하면서 이루는 내각 θ_d 는 특징패턴의 종류에 따라 각각 다른 각도차를 가진다.

$$y = \frac{y_{12} - y_{11}}{x_{12} - x_{11}} (x - x_{11}) + y_{11} = m_1x + b_1 \quad (8)$$

$$y = \frac{y_{22} - y_{21}}{x_{22} - x_{21}} (x - x_{21}) + y_{21} = m_2x + b_2 \quad (9)$$

두 직선이 교차할때 내각 θ_d 는

$$\theta_d = \tan^{-1} \left(\frac{m_1 - m_2}{1 + m_1 m_2} \right) \times (180 / \pi) \quad (10)$$

식 (8), (9), (10)와 같이 시작점 P_i 와 P_{i+4} ($i=1, 2, 3, 4$)를 쌍대(pair)로 하여 각각의 θ_d 를 구하고 이 θ_d 에 대한 표준 편차는 적고 내각의 평균값이 큰 특징패턴을 arch로 하고 나머지는 loop로 한다. 이 과정에서 분류되지 않은 특징패턴은 새로운 r, d 로 재분류 한다. arch로 분류된 특징패턴에는 δ 도 포함되어 있다. δ 는 arch로 분류된 것을 대상으로 r, d 를 적은 값으로 하여 재분류를 시행한다. 중심점 추출에 사용된 파라미터 W_a, W_b 는 표 2.와 같다. 이 값은 입력영상으로부터 구해지는 용선의 굵기와 간격에 의해서 선택되는 값으로 세 종류의 파라미터군으로 각각 4단계로 값을 줄여간다. 이 값의 변화는 처리 시간이나 중심점의 위치 결정에 영향을 주지만 한 종류의 파라미터군으로도 처리가 가능하다.

특징패턴이 인접하여 존재할때 그 영향을 줄이기 위해서 값이 작은 파라미터군을 선택하여 사용한다.

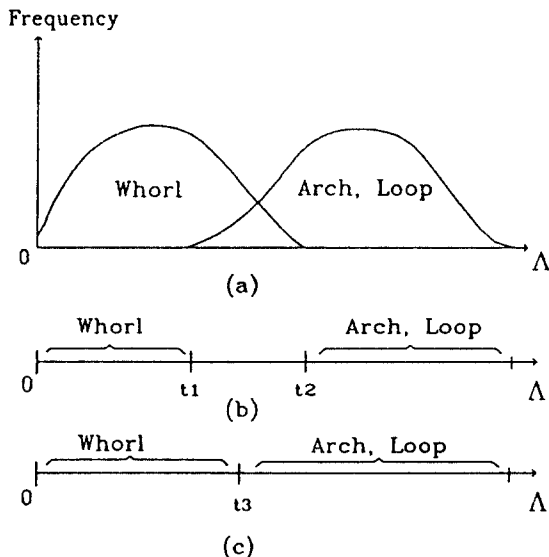


그림 5. 패턴의 분포와 임계값의 설정
 (a) Λ 상의 패턴 분포. (b) t_1, t_2 에 의한 패턴의 분류
 (c) t_3 에 의한 패턴의 분류

Fig. 5. Pattern distribution and threshold
 (a) Pattern distribution on Λ
 (b) Classification of Pattern based on t_1, t_2
 (c) Classification of pattern using t_3

표 2. 중심점 추출에 사용한 파라미터 W_a , W_b
Table 2. Parameter W_a , W_b for extraction of core

파라미터	W_a	W_b
(I)	155	145
	105	95
	60	55
	30	35
(II)	125	130
	85	90
	50	60
	25	30
(III)	100	95
	75	70
	50	45
	25	20

그림 6.은 시각적으로 결정된 특징패턴의 중심점을 원점(0,0)로 할때 파라미터군(II)를 사용하여 실험에 사용할 샘플영상들에 대하여 구한 중심점의 상대적인 위치 관계를 표시한 것이다.

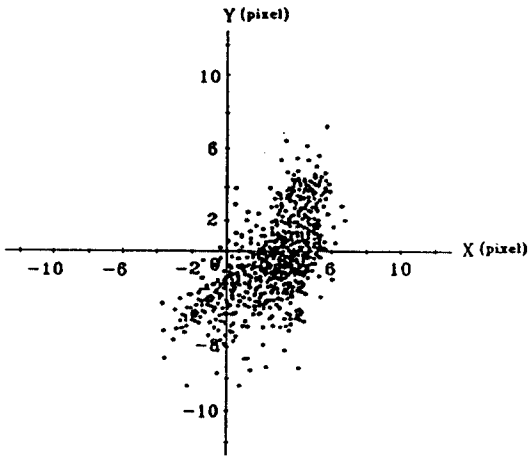


그림 6. 시각적 중심점과 구해진 중심점의 위치관계
Fig. 6. Relationship between desired core and obtained core from algorithm

시각적 중심점보다 전체적인 중심점의 위치가 우하측으로 이동되어 있는 것을 보여주고 있다. 아래쪽으로 집중된 패턴은 주로 loop패턴들이며 우측으로 이동된 것은 delta 패턴에 의한 것으로 나타났다. 동

일한 샘플영상에 대하여 하나의 파라미터군을 사용하여 반복해서 구한 중심점의 위치들에 대한 유클리드 거리의 오차 평균은 시각적인 경우 5화소이며 계산에 의한 경우는 3화소였다. 또, 다른 파라미터군을 동일한 샘플영상에 적용하였을때 중심점의 위치 오차도 평균 4화소 이내로 나타났다.

표 3. 패턴분류에 사용된 파라미터
Table 3. Parameter for pattern classification

중심점 추출 파라미터	r	d	t_1	t_2	t_3
(I)	60	20	10	40	.
(I)	50	20	5	40	.
(I)	50	20	10	30	.
(II)	40	15	10	30	.
(III)	40	15	10	30	.
(III)	40	15	.	.	6

표 3.은 패턴의 종류를 분류하기 위하여 사용한 파라미터들을 나타낸 것이다.

첫 파라미터군을 적용하여 Λ 를 구하고 임계값 t_1 과 t_2 에 의해 패턴의 종류를 분류하고 분류되지 않으면 다음 파라미터군을 적용한다. 최종적으로는 t_3 에 의해 분류한다.

표 4.는 whorl과 arch나 loop의 두 부분으로 분류할때의 결과를 보여주고 있다.

손바닥에는 whorl패턴의 출현빈도가 적어 빈도가 많은 arch나 loop의 분류 비율과의 직접적인 비교는 의미가 없다. 특징패턴들은 모두 검출되고 분류되나 whorl과 arch나 loop가 상호 오인식되어 정인식율이 감소하는 결과를 가져온다.

오분류는 whorl과 loop의 상호 오분류였고 arch로 오분류되는 경우는 없었다.

표 5.는 표 4.에서 arch와 loop군으로 분류된 것에서 arch와 loop로 분류한 결과를 나타낸 것이다. 표

표 4. Whorl과 arch, loop의 분류결과

Table 4. Classification results for whorl and arch or loop patterns

구 분	패턴수	정분류수	정분류율(%)
Whorl	18	16	88.9
Arch, loop	507	497	98.0
합 계	525	513	97.7

표 5. Arch와 loop의 분류결과

Table 5. Classification results for arch and loop pattern

구 분	패턴수	정분류수	정분류율(%)
Arch	315	313	99.3
Loop	192	184	95.8
합 계	507	497	98.0

4.의 정분류된 패턴수 만을 대상으로 한다면 오분류는 하나도 발생하지 않는 것을 알 수 있다.

표 6.은 실험에 사용할 샘플영상 전체에 대한 최종적인 분류결과를 나타낸 것이다. 결과로서 임의의 패턴을 다른 패턴으로 분류하는 오분류는 발생하지만 샘플영상에 존재하는 특징패턴을 인식하지 못하는 경우는 발생하지 않았다.

그러므로 패턴의 형태에 따른 분류결과가 언제나 동일하게만 결정된다면 패턴의 종류에 대한 오분류는 식별처리 결과에는 영향을 주지 않는다.

표 6. 실험에 사용할 샘플영상에 대한 패턴 분류결과

Table 6. Classification results for sample images

구 분	패턴수	정분류수	정분류율(%)
Whorl	18	16	88.9
Arch	24	22	91.6
Loop	192	184	95.8
Delta	291	279	95.8
합 계	525	501	95.4

Arch의 분류 결과에서 오분류된 패턴들은 delta로 분류되었고 다른 파라미터를 사용하여 재분류하여도 같은 결과로 분류되었다. Loop는 whorl과 arch로 오분류되는 경우가 발생하였고 delta는 arch로 오분류되었다. 그러나 패턴의 분류시 매번 다른 종류로 오분류되는 패턴은 3패턴이었다. 이것은 극히 한정된 특징패턴들에 대해서는 처리 알고리즘이 오분류된 결과를 출력한다는 것을 보여주는 것이다.

그림 7.은 오분류된 패턴을 보인 것으로 (a)는 arch를 delta로, (b)는 loop를 whorl로, (c)는 whorl를 loop로 오분류된 결과를 나타낸 것들이다.

이상의 분류결과로부터 delta는 D, loop는 L, arch는 A, whorl은 W의 특징 코드를 부여한다.

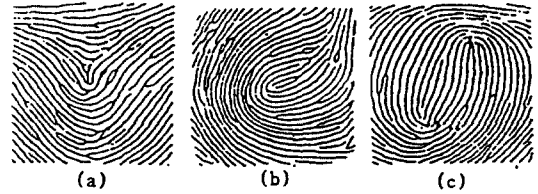


그림 7. 오분류된 부분패턴
Fig. 7. Misclassified patterns

3. 특징패턴에 의한 좌표계

손바닥의 구조적 특성상 제일 컷 delta와 마지막 delta는 다른 특징패턴에 비해 언제나 확실한 특징패턴으로 획득될 수 있는 확율이 높다.

따라서 제일 컷 delta의 중심점을 좌표의 원점으로 하고 새끼손가락 밑의 마지막 delta 특징점을 연결하는 직선을 X축으로 하는 직각 좌표계를 설정한다. 즉, 제일 좌측 delta와 제일 우측 delta의 중심점을 연결하여 X축으로 설정하는 것이다.

그림 8.에 특징패턴의 중심점을 연결하는 특징패턴의 X-Y 좌표계 개념도를 보였다.



그림 8. 중심점 좌표계
Fig. 8. Coordinates of core

이 좌표계 구성에 사용된 중심점들은 입력 영상을 처리할때 사용된 좌표계 $X_i - Y_i$ 에 의존된 것이므로 중심점 좌표계 X-Y의 좌표를 변환할 필요가 있다.

이것은 좌표계 $X_i - Y_i$ 와 X-Y의 회전과 평행이동에 관한 문제이며 식 (1)에서 부터 식 (4)로 정의되는 좌표의 평행이동과 회전을 통하여 처리한다.

4. 특징패턴에 대한 상대적 거리값

손바닥의 용선의 위치는 입력될 시점의 상황에 따라 상당한 변형이 포함될 수 있다.

입력시 변형이 발생하면 각 특징패턴의 중심점들은 서로 상대적인 위치 변화를 가져오므로 변형을 보

완하는 값으로 X축을 구성하는 두 점간의 값을 100으로 할때 원점에서 시작하여 각 특징패턴의 중심점간의 거리를 상대적으로 계산한 정수값이다.

5. 인접 중심점과의 연결 방향각

연결 방향각은 중심점 좌표계 X-Y의 원점에서 시작하여 인접하는 특징패턴의 중심점들의 연결에 의해 만들어지는 각 직선의 기울기를 나타낸다.

특징패턴의 중심점 좌표들을 $C_1=(x_1, y_1)$, $C_2=(x_2, y_2), \dots, C_n=(x_n, y_n)$ 라 하면 연속하는 다음 중심점과의 직선에 의한 기울기인 방향각은 다음 식과 같다.

$$\theta_{Li} = [\tan^{-1}(\frac{y_{i-1} - y_i}{x_{i-1} - x_i}) \times (180/\pi)] \quad (11)$$

$$\theta_{Ri} = [\tan^{-1}(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}) \times (180/\pi)] \quad (12)$$

여기서 $i=2, 3, \dots, n-1$ 이고 n 은 특징패턴의 수이며 [.]는 가우스 기호이다. 또한 $\theta_{L1}=\theta_{Rn}=0$ 이며 $\theta_{R1}=\theta_{L2}$, $\theta_{Ln}=\theta_{Rn-1}$ 이다.

방향각은 $D_i=\{\theta_{Li}, \theta_{Ri}\}$ 로 표현된다.

이상의 결과로부터 한사람에 대한 자료 R_s 는 특징패턴의 수 N , 중심점의 위치 X_i, Y_i , 전후 특징점과 연결되는 방향각 D_i , 특징패턴의 종류 P_i , 상대적 거리 O_i 에 의해 다음과 같이 정리된다. ^{(15),(16),(17)}

$$R_s = \{N, X_i, Y_i, D_i, P_i, O_i\} \quad i=1, 2, \dots, N \quad (13)$$

다음은 그림 8.에 대한 저장화일의 레코드 예를 보인 것이다.

대 분류를 위한 레코드 $R_f=\{M3, N1, L3\}$ 이 된다. 그리고 중분류를 위한 레코드 R_s 의 구성되는 각 항목의 수는 $(X_i, Y_i)=2(N-1)$, $D_i=2N$, $P_i=N-2$, $O_i=N-1$ 로 되고 세부적으로는 $N=5$, $(X_i, Y_i)=\{128, 60, 228, 48, 272, 24, 332, 0\}$, $D_i=\{0, 25, 25, -11, -11, -28, -28, -21, -21, 0\}$, $P_i=\{D, D, L\}$, $O_i=\{42, 30, 15, 20\}$ 로 표현된다. 이렇게 구성된 R_f 와 R_s 를 저장화일에 한 사람의 자료로서 저장한다.

IV. 실험 및 결과 고찰

식별실험은 앞 절에서 구해진 다음의 특징 파라미터와 자료들,

- 특징패턴의 위치.

특징패턴의 중심점 추출시에 결정된 위치 좌표 X_i, Y_i .

- 특징패턴의 연결 방향각.

인접 특징패턴과의 연결관계를 나타내는 정수화된 방향각 D_i .

- 특징패턴 종류.

특징패턴의 종류를 구분하기 위하여 부여한 코드 P_i .

- 상대적 거리값

인접하는 특징패턴의 중심점간의 거리를 상대적으로 계산한값 O_i .

등을 이용하여 수행한다.

식별에 사용되는 각 파라미터들 중에서 패턴의 종류가 식별처리에 우선적으로 사용되지만 패턴의 형태에 따른 분류결과가 언제나 동일하게만 결정된다면 패턴의 종류에 대한 오분류는 식별처리 결과에는 영향을 주지 않는다. 그러나 특징패턴의 중심점 위치는 특징패턴에 의한 좌표계 구성에 직접적인 영향을 주며 구성된 좌표계로 부터 방향각이나 상대적 거리가 결정되므로 식별결과에 가장 큰 영향을 주며 식별 성능을 결정하는 가장 중요한 파라미터가 된다.

일반적으로 개인식별 장치나 알고리즘에 대한 성능평가는 거부율과 오인율의 표현으로 나타낼 수 있다. 거부율은 등록자를 무등록자로 판단하는 비율이며 오인율은 무등록자를 등록자로 분류하는 비율⁽¹⁷⁾를 의미하며 중심점의 위치 파라미터에 의해서 결정된다. 연결 방향각과 상대적 거리값은 정상적인 입력 영상에서는 식별결과에 미치는 영향이 적으나 부분적으로 손상된 입력영상에 대해서는 부분적인 복원 능력을 부여할 수 있을 것으로 판단된다.

그림 9.와 같이 특징 파라미터의 허용오차를 작게 하면 거부율이 증가하고 크게 하면 그 반대가 된다. 따라서 개인식별 장치나 알고리즘은 그림 9.의 점선 부분으로 얼마 만큼 접근 시킬 수 있는가 하는 점이 중요한 평가요소가 된다.

그러나 다른 식별장치나 알고리즘과의 상대적인 성능평가는 어렵다.

1. 표준 파라미터의 작성

표준 파라미터는 20세 전후의 남자 47인으로부터 한 사람당 10회의 스탬프 잉크 샘플을 채취한 것중 패턴의 형상이 비교적 양호한 6매의 샘플을 이용하여 작성한다.

6매의 샘플 화상으로 부터 얻어지는 각 특징점의

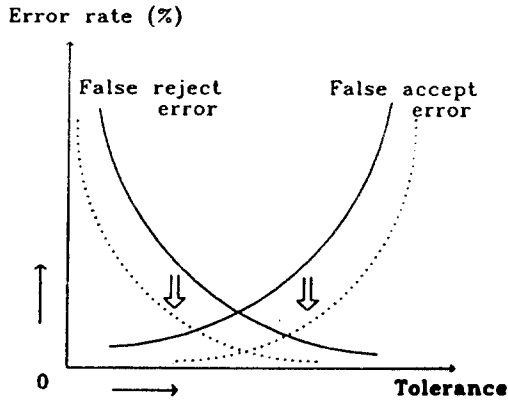


그림 9. 허용오차와 거부율과 오인율의 관계
Fig. 9. Error ratio vs. tolerance with false operations

좌표와 방향각의 평균값을 패턴의 표준 파라미터로 하고 패턴의 종류 코드는 빈도수가 많은 값을 선택한다.

표준 파라미터 작성에 사용된 샘플은 식별실험을 위한 실험 패턴으로도 사용한다.

이 과정에서 추출된 특징 파라미터들로 구성된 화일을 저장화일 f_0 로 하고 식별을 목적으로 입력되는 화상으로부터 추출되는 특징 파라미터들의 집합을 입력화일 f_1 로 한다. 그림 10.은 표준파라미터 작성에 사용된 샘플영상중에서 대표적인 특징패턴을 가지는 것들을 예로 보였다.

(a)는 delta를 제외한 아무런 특징패턴을 가지지 않는 샘플영상이며 (b), (c)는 하나의 loop 특징패턴을 가지는 경우이며 가장 빈도수가 많은 샘플영상이다. (d)는 두개의 loop패턴을, (e)는 하나의 loop패턴과 whorl패턴을 가지는 경우이다. 그리고 (f)는 하나의 whorl패턴과 arch패턴을 가지는 샘플영상으로 출현빈도가 적다.

2. 대 분류

저장화일 f_0 는 표 1.의 구분에 따라 저장되므로 입



(a)



(b)



(c)



(d)



그림 10. 실험에 사용한 샘플영상의 예
Fig. 10. Example of sample images for experiment

력화일 f_t 에 대해서 표 1.에 따른 구분이 먼저 수행되고 이 결과에 따른 세부적 분류가 이루어진다.

즉, 추출된 모든 특징패턴의 수와 존재 위치에 따라 구분하는 과정으로서 만약 입력 화일 f_t 의 레코드 $R_t = \{M4, N3, L2, A2, L3\}$ 이면 표 1.에 의해, loop와 arch 특징패턴이 있고 특징패턴의 수는 3, 위치는 두 번째와 세 번째 delta 사이에 loop와 arch 특징패턴이 있고 세 번째와 네 번째 delta 사이에도 loop가 하나 있다는 것을 의미하고 R_t 를 구성하는 요소들의 순서에 따라 계층적으로 분류를 위한 접근이 이루어지고 f_t 의 R_t 와 일치하는 모든 f_s 의 레코드를 분류 결과로 출력한다.

3. 중 분류

대 분류 과정에서 분류되어 출력된 저장화일 f_s 의 레코드 R_s 와 입력화일 f_t 의 레코드 R_t 의 내용 즉, 특징점 좌표와 상대적 거리, 방향각등을 비교하는 것에 의하여 분류한다. 입력화일 f_t 의 중심점 좌표와 방향각 (X_t, Y_t, D_t) 에 대하여 저장화일 f_s 의 중심점 좌표와 방향각이 (X_{si}, Y_{si}, D_{si}) $\{i=1,2,\dots,N:N=대분류에서 출력된 패턴 수\}$ 일때 두 화일을 비교하여 특징패턴의 중심점의 위치 차 및 방향각의 차가 T_x, T_y, T_d 를 만족하는 레코드들을 선택한다.

$$\begin{aligned} |X_{si} - X_t| &\leq T_x \\ |Y_{si} - Y_t| &\leq T_y \\ |D_{si} - D_t| &\leq T_d \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 T_x, T_y, T_d 는 임계값들이다.

식 (14)를 만족하는 레코드들에 대하여 각 특징패턴의 중심점의 위치차 $\Delta x_i, \Delta y_i$ 를 누산하여 위치 정합차 S 를 계산한다.

$$\Delta X_i = \sum_{i=1}^N \Delta x_i, \quad \Delta x_i = |X_{si} - X_t|$$

$$\Delta Y_i = \sum_{i=1}^N \Delta y_i, \quad \Delta y_i = |Y_{si} - Y_t|$$

$$S = \sqrt{(\Delta X_i)^2 + (\Delta Y_i)^2} \quad (15)$$

선택된 레코드에서 각 특징패턴간의 상대적 거리 차의 누적치는 다음과 같다.

$$\Delta O_i = \sum_{i=1}^N |O_{si} - O_t| \leq T_o \quad (16)$$

T_o 는 임계값이다.

식 (16)을 만족하는 저장화일의 레코드중 S 값이 작은 순서에 따라 $\Delta x_i, \Delta y_i$ 를 최소로 할 수 있도록 W 만큼 회전하고 X, Y 방향으로 U, V 만큼 평행이동하여 구해진 새로운 좌표와 방향각을 각각 X_s^*, Y_s^*, D_s^* 로 한다.

이 값을 $X_{si} = X_s^*, Y_{si} = Y_s^*, D_{si} = D_s^*$ 로 하여 식 (15)에 의해 새로운 S 를 계산하고 각 특징패턴의 두 방향각에 대한 차 M 를 누적 계산한다.

$$\Delta\theta_{Li} = \sum_{i=1}^N |\theta_{Lsi} - \theta_{Lt}|$$

$$\Delta\theta_{Ri} = \sum_{i=1}^N |\theta_{Rsi} - \theta_{Rt}|$$

$$M = \sqrt{(\Delta\theta_{Li})^2 + (\Delta\theta_{Ri})^2} \quad (17)$$

상대적 거리와 방향각에 의한 처리는 패턴의 형태가 전체적으로 축소 또는 확대되어 변형된 것에 대응할 수 있도록 하는 것이다.

계산된 S와 M이 각각 $S \leq T_s$, $M \leq T_m$ 를 만족하면 본인으로 판정한다. T_s , T_m 은 임계값이며 이 값의 설정에 따라 거부율과 오인율의 비율을 조절할 수 있다. 그러나 $S \leq T_s$ 의 조건이 만족하지 않으면 방향각에 대한 계산은 수행하지 않는다.

4. 소 분류

대, 중 분류에서 분류되어 식별되지 못하는 경우는 크게 세가지로 나눌 수 있다.

첫째 특징패턴의 종류, 중심점의 좌표등의 파라미터는 명확하게 추출 되었으나 입력시 심한 위치 변동이나 뒤틀림등의 원인에 의한 경우.

둘째 입력시 손상에 의해 명확한 특징 파라미터를 추출하지 못하고 부분적인 파라미터만이 결정된 경우.

셋째 미등록자의 자료가 입력된 경우이다.

첫째는 입력화일 f_i 에 대하여 저장화일의 각 레코드에 대한 임계값 T_x , T_y , T_d 를 큰 값으로 설정하여 중분류를 다시 수행하고 이 값을 점점 감소시켜 식별한다. 특히 이 경우는 회전이나 좌표 이동에 대한 처리를 강조한다.

둘째는 대 분류 과정을 거치지 않고 전체 자료를 대상으로 입력화일 f_i 에서의 각 좌표에 대해 중분류의 방법을 적용하면서 임계값을 작게 설정하여 f_s 에 있는 레코드들과 비교하여 식별한다. 이 과정에서도 분류되지 않는 경우와 셋째 경우는 각각이다. 특히 등록된 대상자라도 둘째 경우와 같이 손상에 의하여 특징패턴의 추출에 문제가 되는 경우는 추출된 특징패턴과 이와 관련된 파라미터, 즉 연결 방향각, 상대적거리 등으로 부터 식별이 가능할 것으로 판단되나 본 논문에서는 검토하지 않았다.

5. 식별 처리과정과 결과의 검토

식별실험은 표준 파라미터를 사용한 경우와 사용

하지 않는 두가지 방법을 사용하였다. 거부율 E_1 과 오인율 E_2 를 다음과 같이 정의한다.⁽¹⁹⁾

$$E_1 = A_1/B_1, \quad E_2 = A_2/B_2 \quad (18)$$

A_1 : 같은 패턴의 총 조합회수.

B_1 : 같은 패턴에서 거부된 수.

A_2 : 다른 패턴의 총 조합회수.

B_2 : 다른 패턴에서 오인된 수.

식별실험은 먼저 표준 파라미터를 추출하여 작성된 저장화일 f_s 를 구성하고, 이 화일을 대상으로 채취된 샘플들을 시용하여 식 (15)의 S에 대한 임계값 T_s 를 변화시켜 가면서 거부율과 오인율을 계산한다.

이 결과로 부터 구해진 T_s 와 E_1 , E_2 의 관계를 그림 11에 실선으로 나타내었다.

식 (17)의 방향각 M에 대한 임계값 T_m 과 E_1 , E_2 의 관계는 그림 12에 실선으로 보였다. 다음으로 표준 파라미터를 구하지 않고 하나씩의 샘플에 의해 저장화일 f_s 를 구성하여 같은 실험을 수행하였다. 그 결과를 그림 11과 그림 12에 점선으로 표시하였다.

실험결과, 표준 파라미터를 사용한 경우는 평균적인 위치 차가 10에서 15화소 사이이면 거부율이나 오인율 모두가 4% 이하가 되었다. 그러나 T_s 가 25 화소를 초과하면 오인율이 급격하게 증가한다. 거부율의 경우는 표준 파라미터의 작성과는 거의 무관하나 오인율은 위치 차와 관련하여 상당히 증가하는 것을 알

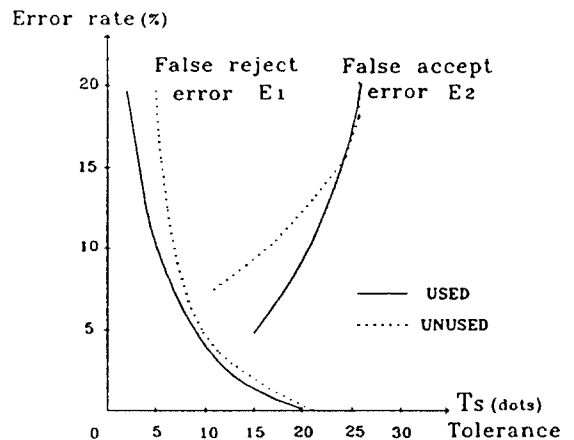


그림 11. 중심점의 위치 일치도에 의한 평가.

Fig. 11. Verification Result by matching degree of core

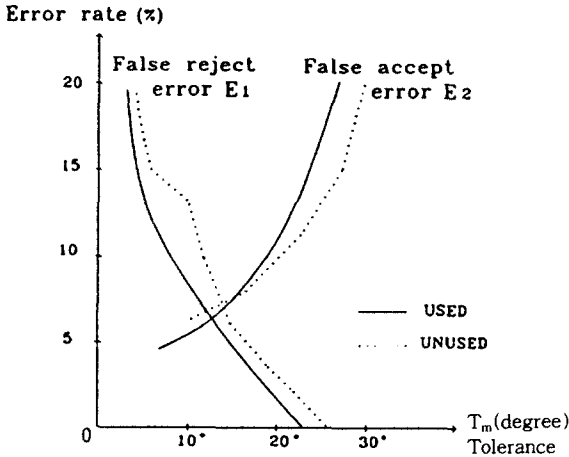


그림 12. 방향각 일치도에 의한 평가.
Fig. 12. Verification Result by matching degree of angles

수 있다.

따라서 표준 파라미터를 작성하여 사용하고 위치 오차에 대한 임계값 T_s를 10에서 15화소 사이가 되도록 하는 것이 보다 효과적이라는 것을 알 수 있다.

연결 방향각 차는 12도 부근에서 거부율과 오인율이 같은 비율을 보였으며 표준 파라미터를 사용하지 않은 경우는 10도 부근에서 큰 에러율을 나타내는 것을 볼 수 있고 이것은 각 특징점의 위치변동이나 뒤틀림에 의한 각도의 차가 10도 전후에서 많이 발생하는 것을 의미하며 입력시 마다 언제나 위치의 변화가 있다는 것을 보여준다.

결과로부터 지문의 경우는 단점이나 단선, 분기점 등의 위치나 특징점 사이에 존재하는 융선의 수등에 의해서 판단하므로 작은 변형이나 잡음에도 크게 영향을 받지만 손바닥의 경우는 패턴의 종류와 존재 위치에 따른 상호 관련성만으로도 판단이 가능하다는 것을 보여준다. 세밀한 전처리 과정은 부분영역에 대해서만 시행하므로 전체 영역을 대상으로 할때 보다 처리시간도 단축된다.

실험에 사용된 영상은 계조 잉크영상을 영상 입력 장치를 통하여 입력 받은후 2치화한것과 이미지 스캐너를 통하여 2치화된 영상을 입력받는 두가지 방식을 사용하였고 영상 입력장치를 통하여 계조 영상을 입력받아 전처리 과정을 거쳐 2치화한 영상이 스캐너를 이용한 영상보다 품질이 우수했다.

interdigital영역의 분할은 인위적으로 처리하였다.

V. 결 론

손바닥의 특징패턴을 추출하는 과정과 특징패턴의 분류결과를 이용한 개인식별 방법을 제안하고 식별 실험을 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

손바닥 특징패턴을 사용하면 개인식별을 위한 고유하고 다양한 정보의 추출이 가능하므로 자료 구축이 용이하다. 좌표계나 방향 정보등에 의해 변형이나 잡음에 대한 효과적인 대응이 가능하다. 입력 영상에 대해 최소의 양으로 개인의 자료 표현이 가능하다. 부분적으로 정보만으로도 개인식별이 가능할 것으로 판단된다.

표준 파라미터를 추출하여 저장화일을 구성하는 것이 식별율을 향상할 수 있는 방법임을 알 수 있다. 식별율의 결과를 보면 손바닥 특징패턴을 이용하는 개인식별은 확실한 개인식별 방법이 될 수 있다는 것을 알 수 있다.

금후의 과제로서는 특징패턴을 가로지르는 손금들에 의해 특징패턴의 추출이나 종류를 구분하는데 착오가 일어나지 않도록 하는 것과 특징패턴을 세분화하여 분류할 필요성에 대하여 검토할 필요가 있다.

손바닥 패턴을 보다 효과적으로 입력할 수 있는 장치에 대한 연구와 특징패턴의 중심점 추출과 종류판단을 보다 정확히 수행할 수 있는 알고리즘의 연구가 필요하다.

손바닥의 융선이 손상을 입은 경우 정확히 추출되지 않는 경우가 있으므로 손바닥의 형상 파라미터등의 설정에 대한 평가 측도의 재검토와 아울러 더 많은 샘플에 대한 대규모적인 실험과 검토가 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

1. J.F Cowger, "Friction Ridge Skin", Elsevier, 1983.
2. R.D. Olsen, W.R Scott, "Scott's Fingerprint mechanics", Charles C Thomas Publisher, 1978.
3. P.A Kolb, "A Manual for Classification, Filing, and Retrieval of Palmprints", Charles C Thomas Publisher, 1979.
4. A.A. Moenssens, "Fingerprint Techniques", Chilton Book Company, 1971.
5. M. Shiono, H. Ishikawa, "An Experiment on Personal Identification for Gate Security Using

- Hand Shape and Palmprint”, IEICE, Vol J74-D, No.6, pp.688-697, 1991.
6. T. Hai, Y. Kabuyama, “A Method for Hand Written Kanji Character Recognition”, IEICE, Vol. J68-D, No.5, pp.773-780, 1985.
 7. T. Akiyama, I. Masuda, “A Method of Document-image Segmentation Based on Projection Profiles, Stroke Densities and Circumscribed Rectangles”, IEICE, Vol. J69-D, No.8, pp. 1187-1196, 1986.
 8. 河嶋 操, 木地 和夫, “指紋と掌紋による個人識別技術”, 情報処理, Vol.25, No.6, pp.599-605, 1984.
 9. B. Moayer, K.S. Fu, “A Syntactic Approach to Fingerprint Pattern Recognition”, Pattern Recognition, Vol. 7, pp.1-23, 1975.
 10. 전선배, 임영도, “개인식별을 위한 손바닥 특징패턴의 추출과 분류”, 한국통신학회, 하계종합학술 발표회 논문집, Vol.11, No.1, pp.486-489, 1992.
 11. S. Ito, T. Kanaoka, “An Algorithm for Classification of Fingerprints Based on Core”, IEICE, Vol. J73-D, No.2, pp.1733-1741, 1990.
 12. Y.S Chen, W.H. Hsu, “A Modified Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns”, Pattern Recognition Letters, Vol. 7, pp. 99-106, 1988.
 13. O. Nakamura, Y. Nakaoka, “A Restoration Algorithm of Fingerprint Images”, IEICE, Vol J68-D, No.5, pp.1133-1140, 1985.
 14. K. Yamato, Y. Hara, “Fingerprint Identification System by Ravine Thinning”, IEICE, Vol. J71-D, No.2, pp.329-335, 1988.
 15. K. Asai, Y. Hoshino, “Automated Fingerprint Identification by Minutia-Network Feature. -Feature Extraction Processes-”, IEICE, Vol. J72-DII, No.5, pp.724-732, 1989.
 16. K. Asai, Y. Hoshino, “Automated Fingerprint Identification by Minutia-Network Feature. -Matching Processes-”, IEICE, Vol. J72-DII, No.5, pp.733-740, 1989.
 17. M. Kamijo, K. Kojima, “Classification of Fingerprint Images Using the Neural Network”, IEICE. Vol. J74-DII, No.2, pp.199-208, 1991.
 18. C. Okamura, K. Matsumoto, “Palm-recognition System”, Mitsubishi Denki Giho Vol.59, No.8, pp.603-606, 1985.
 19. K. Sakakawa, F. Isogai, “Personal Verification System with High Tolerance of Poor Quality Fingerprints”, IEICE, Vol. J72-DII, No.5, pp.707-714, 1989.



田 重 培(Sun Bae Jun) 正會員
 1951年 1月 25日生
 1978年 2月: 東亞大學校 電子工學
 科(工學士)
 1982年 2月: 東亞大學校 電子工學
 科(工學碩士)
 1991年 2月: 東亞大學校 電子工學
 科(博士課程修了)

1977年 10月~1980年 2月: 三星電子工業株式會社 勤務
 1980年 3月~現在: 東義工業專門大學 電子計算科 副教授



林 永 道(Young Do Lim) 正會員
 1949年 9月 20日生
 1973年 2月: 東亞大學校 電子工學
 科(工學士)
 1978年 2月: 東亞大學校 電子工學
 科(工學碩士)
 1987年 8月: 東亞大學校 電子工學
 科(工學博士)

1981年 3月~現在: 東亞大學校 電子工學科 助教授